## سوال اول.

ابتدا دیتاست را دانلود کرده و بر روی گوگل کولب بارگذاری می کنیم:

```
!pip install --upgrade --no-cache-dir gdown
!gdown 13H9qGbsruLMG_CYNJZbzV2-azcP1Q09f
```

سپس کتابخانههای مورد نیاز را اضافه کرده و همچنین دیتاست را میخوانیم:

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import Perceptron
from sklearn.metrics import accuracy_score

df = pd.read_csv('/content/Perceptron.csv')
df
```

در ادامه ستون ویژگیها را به X و ستون کلاس را به y نسبت می دهیم:

```
X = df.iloc[:, :-1]
y = df.iloc[:, -1]
print(X)
print(y)
```

# بخش اول:

حال دادهها را به دو بخش آموزش و تست تقسیم می کنیم:

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=3)
X_train.shape, X_test.shape, y_train.shape, y_test.shape
((320, 2), (80, 2), (320,), (80,))
```

در این بخش از random state = 3 استفاده شده است. (دو رقم آخر شماره دانشجویی)

حال یک نورون را برای این مجموعه آموزش میدهیم:

```
perceptron = Perceptron()
perceptron.fit(X_train, y_train)
```

#### بخش دوم:

در این بخش دقت را بر روی مجموعه تست بدست می آوریم. برای این کار، ابتدا یک تابع دقت تعریف می کنیم که مقدار آستانه را در آن برابر با صفر قرار می دهیم:

```
[19] def accuracy(y, y_hat, threshold = 0):
    y_hat = np.where(y_hat < threshold, -1, 1)
    acc = np.sum(y == y_hat) / len(y)
    return acc</pre>
```

حال با استفاده از این تابع و متود perceptron.predict ، میزان دقت را محاسبه و چاپ می کنیم:

```
y_pred = perceptron.predict(X_test)
acc = accuracy(y_test, y_pred)
print(f"Accuracy on test set: {acc * 100:.2f}%")
Accuracy on test set: 100.00%
```

برای نمایش خط جداکننده برای دادههای تست و همچنین نمایش جداگانه کلاسها، با استفاده از روش زیر اقدام می کنیم:

```
if X_train.shape[1] == 2:
    w = perceptron.coef_[0]

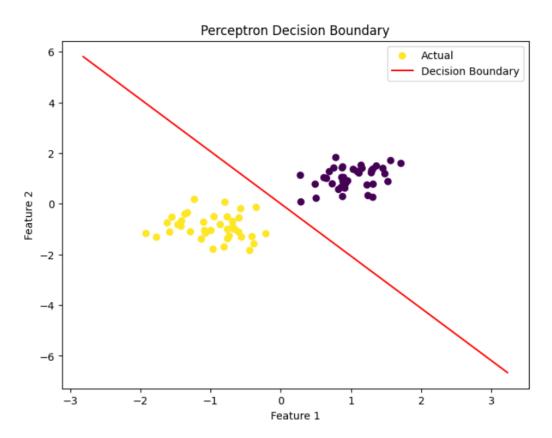
b = perceptron.intercept_

x0 = np.linspace(np.min(X_train.iloc[:, 0]) - 1, np.max(X_train.iloc[:, 0]) + 1, 100)
    x1 = -(w[0] * x0 + b) / w[1]

plt.figure(figsize=(8, 6))
    plt.scatter(X_test.iloc[:, 0], X_test.iloc[:, 1], c=y_test, cmap='viridis', label='Actual')

plt.plot(x0, x1, color='red', label='Decision Boundary')
    plt.xlabel('Feature 1')
    plt.ylabel('Feature 2')
    plt.title('Perceptron Decision Boundary')
    plt.legend()
    plt.show()
```

که در این قسمت ابتدا وزنها و بایاس استخراج شده و سپس مقادیر X و Y برای خط تصمیم گیری به تعداد Y عدد تولید می شود. سپس نمودار را با مقادیر واقعی دادههای تست ایجاد می کنیم. نتیجه به شکل زیر خواهد بود:



### بخش سوم:

در این بخش با تغییر آستانه در بازه ۱- تا ۱ تغییری در نتیجه حاصل نمی شود اما با خارج شدن مقدار آستانه از این بازه، پنجاه درصد دقت را از دست می دهیم که با توجه به اینکه مقدار تارگتها در دو سر این بازه است، منطقی است.

```
def accuracy_new(y, y_hat, threshold = 0.5):
    y_hat = np.where(y_hat < threshold, -1, 1)
    acc = np.sum(y == y_hat) / len(y)
    return acc

y_pred = perceptron.predict(X_test)

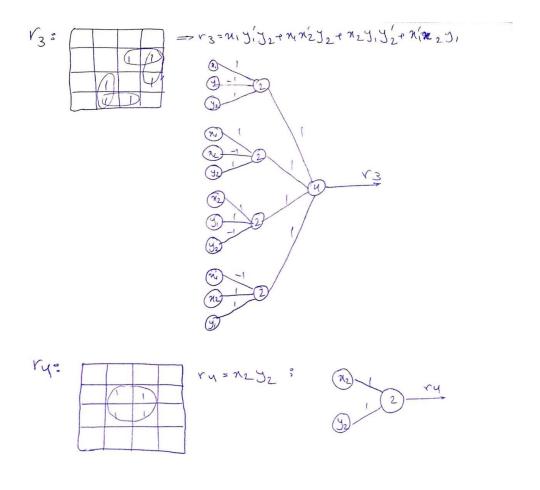
acc = accuracy_new(y_test, y_pred)
print(f"Accuracy on test set: {acc * 100:.2f}%")

Accuracy on test set: 100.00%</pre>
```

# سوال دوم.

برای این سوال نیاز به رسم جدول درستی و سپس جداول کارنو برای هر خروجی داریم. ورودیها را به ترتیب x1,x2,y1,y2 در نظر می گیریم که دو بیت ورودی اول و دو بیت ورودی دوم هستند و خروجیها هم به ترتیب r1,r2,r3,r4 هستند. با استفاده از جداول کارنو، شبکه خروجی به همراه وزن ها و مقادیر آستانه را حساب می کنیم. در تصاویر زیر این محاسبات را می بینیم:

210000000000000000000000000000000000000	n {	J. O O O I O O I I O O O I I O O O I I O	J <sub>2</sub>   0   1   0   1   0   1   0   1   0   1   0   1   0   1   1		0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0		0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0	, J <sub>2</sub> :	(A) (T) (T) (T) (T) (T) (T) (T) (T) (T) (T	a ri	
$r_{2}:$ $r_{2}:$ $r_{2}=n_{1}y_{1}n_{2}+n_{1}y_{1}n_{2}y_{2}^{\prime}:$ $n_{2}=n_{2}+n_{3}y_{1}n_{2}+n_{4}y_{1}n_{5}y_{2}^{\prime}:$ $n_{3}=n_{4}y_{1}n_{2}+n_{5}y_{1}n_{5}y_{2}^{\prime}:$											



### بخش دوم:

برای پیادهسازی این شبکه با زبان پایتون، کلاسی به نام McCulloch\_Pitts تعریف می کنیم. این کلاس دو آرگومان وزن و مقدار آستانه را می پذیرد. در داخل این کلاس، تابعی به نام مدل تعریف شده است که بررسی می کند آیا حاصل ضرب ورودی در ماتریس وزن بزرگتر از مقدار آستانه است یا خیر. اگر بزرگتر بود ۱ و اگر کوچکتر بود، ۰ برمی گرداند.

CS Scanned with CamScanner

```
import pandas as pd
import numpy as np
import itertools

class McCulloch_Pitts():

    def __init__(self, weights, threshold):
        self.weights = weights
        self.threshold = threshold

    def model(self, x):
        if self.weights @ x >= self.threshold:
            return 1
        else:
            return 0
```

سپس یک تابع ضرب کننده تعریف می کنیم که برای هر خروجی نورونهای مجزا ایجاد می کند تا خروجی مورد نظر را بدست آورد.

```
def multiplier(input):
 neur1 = McCulloch_Pitts([1, 1, 1, 1], 4)
 r1 = neur1.model(np.array([input[0], input[1], input[2], input[3]]))
 neru21 = McCulloch_Pitts([1, -1, 1], 2)
 r21 = neru21.model(np.array([input[0], input[1], input[2]]))
 neru22 = McCulloch_Pitts([1, 1, -1], 2)
 r22 = neru22.model(np.array([input[0], input[2], input[3]]))
 neru2 = McCulloch_Pitts([1, 1], 1)
 r2 = neru2.model(np.array([r21, r22]))
 neru31 = McCulloch_Pitts([1, -1, 1], 2)
 r31 = neru31.model(np.array([input[0], input[2], input[3]]))
 neru32 = McCulloch_Pitts([1, -1, 1], 2)
 r32 = neru32.model(np.array([input[0], input[1], input[3]]))
 neru33 = McCulloch_Pitts([1, 1, -1], 2)
 r33 = neru33.model(np.array([input[1], input[2], input[3]]))
 neru34 = McCulloch_Pitts([-1, 1, 1], 2)
 r34 = neru34.model(np.array([input[0], input[1], input[2]]))
 neru3 = McCulloch_Pitts([1, 1, 1, 1], 1)
 r3 = neru3.model(np.array([r31, r32, r33, r34]))
 neru4 = McCulloch_Pitts([1, 1], 2)
 r4 = neru4.model(np.array([input[1], input[3]]))
 y = [r1, r2, r3, r4]
 return y
```

#### برای داشتن نتیجه:

```
a = [0, 1, 0, 1]
X = list(itertools.product(a, a, a, a))
input = []
for i in range(0, len(X)):
    n = input.count(X[i])
    if n == 0:
        input.append(X[i])

for i in range(0, len(input)):
    r = multiplier(input[i])
    print(str(input[i]) + ': result of the multiplication ' + str(r))
```

نتيجه:

```
(0, 0, 0, 0): result of the multiplication [0, 0, 0, 0]
(0, 0, 0, 1): result of the multiplication [0, 0, 0, 0]
(0, 0, 1, 0): result of the multiplication [0, 0, 0, 0]
(0, 0, 1, 1): result of the multiplication [0, 0, 0, 0]
(0, 1, 0, 0): result of the multiplication [0, 0, 0, 0]
(0, 1, 0, 1): result of the multiplication [0, 0, 0, 1]
(0, 1, 1, 0): result of the multiplication [0, 0, 1, 0]
(0, 1, 1, 1): result of the multiplication [0, 0, 1, 1]
(1, 0, 0, 0): result of the multiplication [0, 0, 0, 0]
(1, 0, 0, 1): result of the multiplication [0, 0, 1, 0]
(1, 0, 1, 0): result of the multiplication [0, 1, 0, 0]
(1, 0, 1, 1): result of the multiplication [0, 1, 1, 0]
(1, 1, 0, 0): result of the multiplication [0, 0, 0, 0]
(1, 1, 0, 1): result of the multiplication [0, 0, 1, 1]
(1, 1, 1, 0): result of the multiplication [0, 1, 1, 0]
(1, 1, 1, 1): result of the multiplication [1, 0, 0, 1]
```